



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104794546 B

(45)授权公告日 2019.04.09

(21)申请号 201510216928.8

G06Q 50/06(2012.01)

(22)申请日 2015.04.29

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 104794546 A

US 20120185414 A1,2012.07.19,
CN 103400039 A,2013.11.20,

(43)申请公布日 2015.07.22

孙劲光等.一种数值属性的深度置信网络分类方法.《计算机工程与应用》.2014,第50卷(第2期),第112页-第115页.

(73)专利权人 武汉大学
地址 430072 湖北省武汉市武昌区珞珈山
武汉大学

审查员 刘意

(72)发明人 熊一 查晓明 秦亮 欧阳庭辉
夏添

(74)专利代理机构 武汉科皓知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 42222
代理人 鲁力

(51)Int.Cl.
G06Q 10/04(2012.01)

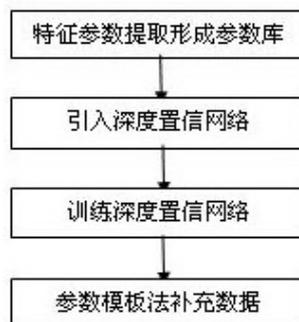
权利要求书3页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测模型。首先根据指定地理范围内的历史风功率爬坡事件在时间尺度和空间尺度上进行统计筛选,根据筛选结果提取出可以明显表征大风天气的特征量和特征指数组成参数指标库。进而采用深度信任网络进行分类分析,以建立用特征指标量判别分析导致风功率爬坡的爬坡气象分类模型。通过模型参数训练方法结合玻尔兹曼机(RBM),并计算出爬坡气象分类结果,最后在气象类型历史数据所对应的气象模板分类基础上,用参数模板法补充缺失的爬坡气象数据。本发明将数值天气预报的结果进行爬坡气象分类研究,依据数值天气预报的数据输入为不同的爬坡气象提供了更准确的分类模型及数据修正。



1. 一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1,建立指定区域内基于数值天气预报数据的大风爬坡天气特征分析的特征指标参数库,收集表征大风爬坡天气的特征指标量,表征大风爬坡天气的特征指标量由参数类型决定,所述参数类型包括:稳定度指标、热力指标、动力学指标以及热力/动力综合指标;模型的建立针对指定区域的采样,采样后建立参数指标库;所述稳定度指标、热力指标、动力学指标以及热力/动力综合指标中,各个指标包括的对流参数如下:

所述稳定度指标包括最佳对流有效位能参数;所述热力指标包括沙氏指数和K指数;所述动力学指标包括密度加权平均垂直风切变和涡生参数;所述热力/动力综合指标包括风暴强度指数和理查德逊数;通过表征大风爬坡天气的特征指标量,建立大风天气判别分析模型,模型的采样时间为每15分钟一次,且按数值天气预报每六个小时跟踪修正一次,判别函数值按照判别准则进行分类,并结合历史统计值进行统计检验;

步骤2,根据步骤1所建立的爬坡气象特征分析的参数指标库,运用数值分类方法在指定区域范围内建立用特征指标量判别分析导致风功率爬坡的爬坡气象分类模型,所述判别方法是基于深度置信网络进行分类分析模型建立;深度置信网络即运用数值分类方法,在指定区域范围内建立用特征指标量判别分析导致风功率爬坡的爬坡气象分类模型;

步骤3,根据步骤2所运用到的数值分类方法在对爬坡气象分类模型建立后根据历史数据训练模型的参数,模型参数训练方法结合的是玻尔兹曼机,并计算出爬坡气象分类结果,具体方法是:

深度置信网络的相邻两层构成玻尔兹曼机,网络权值的调整方式采用从底向上的方向;权值调整的过程,即是优化如下能量函数:

$$E(x, h) = -b'x - c'h - h'Wx - x'Ux - h'Uh$$

其中, h 为潜变量; x 为输入向量; b, c, W, U 为权值矩阵; b', c', x', h' 为对应转置矩阵;为了优化该能量函数,采用梯度下降的方法:

$$\frac{\partial \log p(v^0)}{\partial \omega_{ij}^0} = \langle h_j^0 (v_i^0 - \bar{v}_i^0) \rangle$$

其中, v^0, v_i^0, \bar{v}_i^0 为神经元状态值; h_j^0 为潜变量状态值; ω_{ij}^0 为权值; p 为状态函数;

在使用梯度下降法取得能量极小值之后,可以得到对称的权值矩阵 W_0 ;最后根据输入向量 x ,由玻尔兹曼机的输出可以得到潜变量 h ,即是需要的低维数据;

步骤4,根据步骤3所运用到参数训练结果及爬坡气象分类结果,进一步结合气象类型历史数据所对应的气象模板,补充缺失的爬坡气象数据,所涉及的方法是参数模板法。

2. 根据权利要求1所述的一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法,其特征在于,所述步骤2中,深度置信网络基于以下定义:

深度置信网络是一个多层网络,包含多个可见层和隐层;该网络的每一层都是由若干个神经元组成,这些神经元中,两个相邻层级的神经元之间有连接关系,同一层内的神经元没有连接关系;

深度置信网络的每个神经元采用logistic函数决定输入与输出之间的关系:

$$p(s_i = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-b_i - \sum_j s_j \omega_{ij})}$$

其中, s_i, s_j 为神经元的开断状态; ω_{ij} 为神经元之间的连接权值; b_i 为偏置量; p 为状态函数。

3. 根据权利要求1所述的一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法, 其特征在于, 所述步骤4中, 结合气象类型历史数据所对应的气象模板, 补充缺失的爬坡气象数据; 参数模板法是将强对流天气的特征向量及特征曲线组成参数模板, 将判别出的爬坡气象与参数模板库相对应, 确定爬坡气象的类型并按照对应的特征曲线修正原始气象数据。

4. 根据权利要求3所述的一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法, 其特征在于, 所述步骤4中, 参数模板法的判别过程包括:

步骤4.1、特征向量提取分析: 特征向量的取值类型有取值范围和取值点两类, 引入特征向量: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 分别代表输入和输出; 对强对流爬坡天气识别时, n 的取值为6; 输出的特征向量分别是这6个输入向量的贴近度;

步骤4.2、类型识别: 根据特征向量的取值类型有取值范围和取值点两类选择执行以下步骤:

选择步骤1, 当选用柯西型隶属度函数时, 可建立数学模型:

$$y_i = \begin{cases} 1, & d_{i\min} \leq x_i \leq d_{i\max} \\ \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + (\min\{|x_i - d_{i\min}|, |x_i - d_{i\max}|\})^2}, & d_{i\min} > x_i, \text{ 或 } x_i > d_{i\max} \end{cases}$$

式中: $d_{i\min}, d_{i\max}$ 分别为爬坡气象第 i 个特征参数最小和最大取值; σ_i 为第 i 个特征参数的展度;

选择步骤2, 若输入参数的取值无模糊性, 数学模型为:

$$y_i = \begin{cases} 1, & x_i \in d_i \\ 0, & x_i \notin d_i \end{cases}$$

式中: d_i 为爬坡气象第 i 特征参数所有可能的取值;

若输入参数有模糊性, 设爬坡气象的第 i 个特征参数可能有 N 个取值; 当选用柯西型隶属度函数时有:

$$y_i^m = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + (x_i - d_i^m)^2}$$

式中: d_i^m 为爬坡气象在第 i 个特征参数上第 m 个取值, $m = 1, 2, \dots, N$; y_i^m 为爬坡气象在第 i 个特征参数第 m 个取值上的贴近度;

由于输入数据是以不同的贴近度贴近于某些爬坡气象类型的若干特征参数值, 可借助“软分类”的思想, 令小于某一阈值的贴近度为零; 将 y_i^m 这一贴近度进行模式判别, 令总类型为 B , 分类类型为 B_i , 有 $B_i = \{\forall i, \exists m, \text{s.t. } |x_i - d_i^m| < 3\sigma_i\}$, 爬坡气象在第 i 特征参数上的贴近度取所有 y_i^m 的最大值, 即:

$$y_i = \bigvee_{m \in B} y_i^m$$

步骤4.3、结果输出:综合选择步骤1和选择步骤2两种情况,与某类爬坡气象的相似性可采用向量范数法,即若存在 $R \in B$,使得:

$$R = \arg \max_{i \in B} \{y_i\}$$

按照最贴近原则可判决待识别爬坡气象属于第R类。

一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法

技术领域

[0001] 本发明属于风功率爬坡预测领域,涉及一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法。

背景技术

[0002] 发明一种适用于风功率爬坡预测的可为导致风功率爬坡的爬坡气象分类方法是对现有风电有效、安全并网研究所需要的重要组成部分。风力发电作为一种新兴的、大规模应用的绿色能源,其自身固有的波动特性给发电和负荷平衡带了挑战。为了使风力发电和其他常规能源发电一样具有便利的可调度性,准确可靠的风电功率预测系统是提高电力系统对风电的接纳能力的必备选择。

[0003] 风功率爬坡是指在较短时间内,风功率上升或下降幅度较大,对区域电能质量产生影响且影响到电力调度计划的风功率波动过程。随着风力发电的快速发展,风电并网装机容量的不断上升,受到自然气候不规律作用的风电功率波动对电力系统所产生的影响亟需有效的分析研究。其中,风功率爬坡预测是极为紧迫的环节。

[0004] 风功率爬坡预测的核心问题是爬坡事件的预测,而爬坡事件的预测离不开对大风(以及无风)气象的预报,这就取决于数值天气预报的预报准确度及分析方法的运用。

[0005] 目前国内外在风功率爬坡预测的研究中,并未有效地将各类引起爬坡的大风天气进行内在的动力学和热力学分析,使得爬坡天气未被有效地提取跟踪出来,这就造成了部分可以造成风功率大幅度波动的气象信息的缺失。因此需要提出针对风功率爬坡信息所对应的不同时空尺度下的各类爬坡气象分类方法,以期待得出更为精准的风功率爬坡预报分析结果所需的爬坡气象分类信息补充方案,而其中所面临的问题是在预报过程中的核心问题。

发明内容

[0006] 本发明主要是解决现有技术所存在的技术问题;提供了一种将数值天气预报的结果进行爬坡气象分类研究,依据数值天气预报的数据输入为不同的爬坡气象提供了更准确的分类模型及数据修正的一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法。

[0007] 本发明的上述技术问题主要是通过下述技术方案得以解决的:

[0008] 一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0009] 步骤1,建立指定区域内基于数值天气预报数据的爬坡气象特征分析的参数指标库,收集表征大风爬坡天气的特征指标量,所述表征爬坡气象的特征指标量由参数类型决定,所述参数类型包括:稳定度指标、热力指标、动力学指标以及热力/动力综合指标;模型的建立针对指定区域的采样,采样后建立参数指标库;所述稳定度指标、热力指标、动力学指标以及热力/动力综合指标中,各个指标包括的对流参数如下:

[0010] 所述稳定度指标包括最佳对流有效位能参数;所述热力指标包括沙氏指数和K指

数;所述动力学指标包括密度加权平均垂直风切变和涡生参数;所述热力/动力综合指标包括风暴强度指数和理查德逊数;通过各种气象特征指标,建立大风天气判别分析模型,模型的采样时间为每15分钟一次,且按数值天气预报每六个小时跟踪修正一次,判别函数值按照判别准则进行分类,并结合历史统计值进行统计检验;

[0011] 步骤2,根据步骤1所建立的爬坡气象特征分析的参数指标库,运用数值分类方法在指定区域范围内建立用特征指标量判别分析导致风功率爬坡的爬坡气象分类模型,所述判别方法是基于深度信任网络进行分类分析模型建立;深度置信网络即运用数值分类方法,在指定区域范围内建立用特征指标量判别分析导致风功率爬坡的爬坡气象分类模型;

[0012] 步骤3,根据步骤2所运用到的数值分类方法在对爬坡气象分类模型建立后根据历史数据训练模型的参数,模型参数训练方法结合的是玻尔兹曼机,并计算出爬坡气象分类结果,具体方法是:

[0013] 深度信任网络的相邻两层构成玻尔兹曼机,网络权值的调整方式采用从底向上的方向,如图4所示;权值调整的过程,即是优化如下能量函数:

$$[0014] \quad E(x, h) = -b'x - c'h - h'Wx - x'Ux - h'Uh$$

[0015] 其中, h 为潜变量; x 为输入向量; W, U, V 为权值矩阵;为了优化该能量函数,采用梯度下降的方法:

$$[0016] \quad \frac{\partial \log p(v^0)}{\partial \omega_{ij}^\infty} = \langle h_j^0 (v_i^0 - \bar{v}_i^0) \rangle$$

[0017] 其中, v^0, v_i^0, \bar{v}_i^0 为神经元状态值; ω_{ij}^∞ 为权值;

[0018] 在使用梯度下降法取得能量极小值之后,可以得到对称的权值矩阵 W_0 ;最后根据输入向量 x ,由玻尔兹曼机的输出可以得到潜变量 h ,既是需要的低维数据;

[0019] 步骤4,根据步骤3所运用到参数训练结果及爬坡气象分类结果,进一步结合气象类型历史数据所对应的气象模板,补充缺失的爬坡气象数据,所涉及的方法是参数模板法。

[0020] 在上述的一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法,所述步骤2中,深度置信网络基于以下定义:

[0021] 深度信任网络是一个多层网络,包含多个可见层和隐层;该网络的每一层都是由若干个神经元组成,这些神经元中,两个相邻层级的神经元之间有连接关系,同一层内的神经元没有连接关系;深度信任网络采用结构,如图4所示;

[0022] 深度信任网络的每个神经元采用logistic函数决定输入与输出之间的关系:

$$[0023] \quad p(s_i = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-b_i - \sum_j s_j \omega_{ij})}$$

[0024] 其中, s_i 为神经元的开断状态; ω_{ij} 为神经元之间的连接权值; b_i 为偏置量。

[0025] 在上述的一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法,所述步骤4中,结合气象类型历史数据所对应的气象模板,补充缺失的爬坡气象数据;参数模板法是将强对流天气的特征量及特征曲线组成参数模板,将判别出的爬坡气象与参数模板库相对应,确定爬坡气象的类型并按照对应的特征曲线修正原始气象数据。

[0026] 在上述的一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法,所述步骤4中,

参数模板法的判别过程包括：

[0027] 步骤4.1、特征量提取分析：特征分量的取值类型有取值范围和取值点两类，引入特征向量： $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ， $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ，分别代表输入和输出；对强对流爬坡天气识别时， n 的取值为6；输出的特征量分别是这6个参数的贴进度；

[0028] 步骤4.2、类型识别：根据特征分量的取值类型有取值范围和取值点两类选择执行以下步骤：

[0029] 选择步骤1，当选用柯西型隶属度函数时，可建立数学模型：

$$[0030] \quad y_i = \begin{cases} 1, & d_{i\min} \leq x_i \leq d_{i\max} \\ \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + (\min\{|x_i - d_{i\min}|, |x_i - d_{i\max}|\})^2}, & \text{others} \end{cases}$$

[0031] 式中： $d_{i\min}$ 、 $d_{i\max}$ 分别为爬坡气象第*i*个特征参数最小和最大取值； σ_i 为第*i*个特征参数的展度；

[0032] 选择步骤2，若输入参数的取值无模糊性，数学模型为：

$$[0033] \quad y_i = \begin{cases} 1, & x_i \in d_i \\ 0, & x_i \notin d_i \end{cases}$$

[0034] 式中： d_i 为爬坡气象第*i*特征参数所有可能的取值；

[0035] 若输入参数有模糊性，设爬坡气象的第*i*个特征参数可能有*N*个取值；当选用柯西型隶属度函数时有：

$$[0036] \quad y_i^m = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + (x_i - d_i^m)^2}$$

[0037] 式中： d_i^m 为爬坡气象在第*i*个特征参数上第*m*个取值 ($m = 1, 2, \dots, N$)； y_i^m 为爬坡气象在第*i*个特征参数第*m*个取值上的贴进度；

[0038] 由于输入数据是以不同的贴进度贴进于某些爬坡气象类型的若干特征参数值，可借助“软分类”的思想，令小于某一阈值的贴进度为零；将 y_i^m 这一贴进度进行模式判别，令

$B_i = \{\forall i, \exists m, \text{s.t. } |x_i - d_i^m| < 3\sigma_i\}$ ，爬坡气象在第*i*特征参数上的贴进度取所有 y_i^m 的最大值，即：

$$[0039] \quad y_i = \bigvee_{m \in B} y_i^m$$

[0040] 步骤4.3、结果输出：综合上述2种情况，与某类爬坡气象的相似性可采用向量范数法，即若存在 $R \in B$ ，使得：

$$[0041] \quad R = \arg \max_{i \in B} \{y_i\}$$

[0042] 按照最贴进原则可判决待识别爬坡气象属于第*R*类。

[0043] 因此，本发明具有如下优点：将数值天气预报的结果进行爬坡气象分类研究，依据数值天气预报的数据输入为不同的爬坡气象提供了更准确的分类模型及数据修正。

附图说明

[0044] 图1是本发明所涉及的特征指标量的分类。

[0045] 图2是本发明所涉及的部分特征指标量的表达式。

- [0046] 图3本发明的流程示意图。
 [0047] 图4是本发明所涉及的深度信任网络结构示意图。
 [0048] 图5是本发明所涉及的参数模板法流程示意图。

具体实施方式

[0049] 下面通过实施例,并结合附图,对本发明的技术方案作进一步具体的说明。

[0050] 实施例:

[0051] 本实施例提供一种基于深度置信网络分类方法的风功率爬坡预测方法,在考虑各种气象特征指标量的选择后,引入深度信任网络模型,并结合玻尔兹曼机进行模型训练,收集数值天气预报的历史爬坡气象模板归纳的模板库指导爬坡气象分类结果优化出更加准确的风速变化曲线,最后建立基于爬坡气象分类的风功率爬坡预测模型。图3是本实施例的计算流程图,按照以下步骤进行:

[0052] 1. 建立指定区域内基于数值天气预报数据的爬坡气象特征量指标库。

[0053] 爬坡气象预报指标量主要分为:动力学指标量、热力学指标量以及动力学与热力学的混合指标量等,具体的各类指标量的分类参见图1。其中主要的指标量有:K指数、沙氏指数SI、位温 θ_{se} 、位温差 $\Delta\theta_{se}$ 、上升速度WP、水汽通量散度、散度、涡度等,部分指标量的参数公式参见图2。

[0054] 2. 运用数值分类方法在指定区域范围内建立用特征指标量判别分析导致风功率爬坡的爬坡气象分类模型。

[0055] 深度信任网络是一个多层网络,包含多个可见层和隐层。该网络的每一层都是由若干个神经元组成,这些神经元中,两个相邻层级的神经元之间有连接关系,同一层内的神经元没有连接关系。深度信任网络采用结构,如图4所示。

[0056] 深度信任网络的每个神经元采用logistic函数决定输入与输出之间的关系:

$$p(s_i = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-b_i - \sum_j s_j \omega_{ij})}$$

[0058] 其中, s_i 为神经元的开断状态; ω_{ij} 为神经元之间的连接权值; b_i 为偏置量。

[0059] 3. 模型参数训练方法结合玻尔兹曼机(RBM),计算出爬坡气象分类结果。

[0060] 深度信任网络的相邻两层构成玻尔兹曼机(RBM),网络权值的调整方式采用从底向上的方向,如图4所示。权值调整的过程,即是优化如下能量函数:

$$E(x, h) = -b'x - c'h - h'Wx - x'Ux - h'Uh$$

[0062] 其中, h 为潜变量; x 为输入向量; W, U, V 为权值矩阵;为了优化该能量函数,采用梯度下降的方法:

$$\frac{\partial \log p(v^0)}{\partial \omega_{ij}^0} = \langle h_j^0 (v_i^0 - \bar{v}_i^0) \rangle$$

[0064] 其中, v^0, v_i^0, \bar{v}_i^0 为神经元状态值; ω_{ij}^0 为权值。

[0065] 在使用梯度下降法取得能量极小值之后,可以得到对称的权值矩阵 W_0 。最后根据输入向量 x ,由玻尔兹曼机的输出可以得到潜变量 h ,既是需要的低维数据。

[0066] 4. 结合气象类型历史数据所对应的气象模板, 补充缺失的爬坡气象数据

[0067] 参数模板法是将强对流天气的特征量及特征曲线组成参数模板, 将判别出的爬坡气象与参数模板库相对应, 确定爬坡气象的类型并按照对应的特征曲线修正原始气象数据。参数模板法的判别过程有如下3步, 参见图5:

[0068] 1. 特征量提取分析: 特征分量的取值类型有取值范围和取值点两类, 引入特征向量: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 分别代表输入和输出。对强对流爬坡天气识别时, n 的取值为6(上述选出的特征量)。输出的特征量分别是这6个参数的贴进度。

[0069] 2. 类型识别: 情况一, 当选用柯西型隶属度函数时, 可建立数学模型:

$$[0070] \quad y_i = \begin{cases} 1, d_{i\min} \leq x_i \leq d_{i\max} \\ \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + (\min\{|x_i - d_{i\min}|, |x_i - d_{i\max}|\})^2}, \text{others} \end{cases}$$

[0071] 式中: $d_{i\min}$ 、 $d_{i\max}$ 分别为爬坡气象第 i 个特征参数最小和最大取值; σ_i 为第 i 个特征参数的展度。

[0072] 情况二, 若输入参数的取值无模糊性, 数学模型为:

$$[0073] \quad y_i = \begin{cases} 1, x_i \in d_i \\ 0, x_i \notin d_i \end{cases}$$

[0074] 式中: d_i 为爬坡气象第 i 特征参数所有可能的取值。

[0075] 若输入参数有模糊性, 设爬坡气象的第 i 个特征参数可能有 N 个取值。当选用柯西型隶属度函数时有:

$$[0076] \quad y_i^m = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + (x_i - d_i^m)^2}$$

[0077] 式中: d_i^m 为爬坡气象在第 i 个特征参数上第 m 个取值 ($m=1, 2, \dots, N$); y_i^m 为爬坡气象在第 i 个特征参数第 m 个取值上的贴进度。

[0078] 由于输入数据是以不同的贴进度贴近于某些爬坡气象类型的若干特征参数值, 可借助“软分类”的思想, 令小于某一阈值的贴进度为零。将 y_i^m 这一贴进度进行模式判别, 令

$B_i = \{\forall i, \exists m, s. t. |x_i - d_i^m| < 3\sigma_i\}$, 爬坡气象在第 i 特征参数上的贴进度取所有 y_i^m 的最大值, 即:

$$[0079] \quad y_i = \bigvee_{m \in B} y_i^m$$

[0080] 3. 结果输出。综合上述2种情况, 与某类爬坡气象的相似性可采用向量范数法, 即若存在 $R \in B$, 使得:

$$[0081] \quad R = \arg \max_{i \in B} \{y_i\}$$

[0082] 按照最贴近原则可判决待识别爬坡气象属于第 R 类。

[0083] 本文中所描述的具体实施例仅仅是对本发明精神作举例说明。本发明所属技术领域的技术人员可以对所描述的具体实施例做各种各样的修改或补充或采用类似的方式替代, 但并不会偏离本发明的精神或者超越所附权利要求书所定义的范围。

参数类型	对流参数
稳定度指标	对流/归一化对流/最佳对流有效位能 (CAPE)
热力指标	沙氏指数 (SI)
	K 指数
动力学指标	密度加权平均垂直风切变 (Shr)
	涡生参数 (VGP)
热力、动力综合指标	风暴强度指数 (SSI)
	理查德逊数 (BRN)

图1

预报因子	计算公式
简化沙氏指数	$SSI = T_{500} - T'_s$
K 指数	$K = (T_{850} - T_{500}) + T_{d850} - (T - T_d)_{700}$
有效位能	$CAPE = g \int_{z_c}^{z_e} \frac{\theta_v}{\theta_{vs}} dz$
垂直切变	$Shr = \int_0^z \rho(z) V(z) dz / \int_0^z \rho(z) dz - 0.5(V(0) + V(0.5km))$
理查德逊数	$R_i = \frac{\frac{g}{\theta} \times \frac{\partial \theta}{\partial z}}{\left(\frac{\partial u}{\partial z}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial z}\right)^2} \approx \frac{g}{\theta} - \frac{\Delta \theta_z \cdot \Delta z}{(\Delta u)_z^2 + (\Delta v)_z^2}$
风暴强度指数	$SSI = 100[2 + (0.276 \ln(Shr)) + (2.011 \times 10^{-4} \times CAPE)]$
总指数	$TT = 2(T_{850} - T_{500}) - (T - T_d)_{850} = T_{850} + T_{d850} - 2T_{500}$
修正总指数	$TT_{Mod} = \frac{1}{2}[(T_0 + T_{850}) + (T_{d0} + T_{d850})] - 2T_{500}$

图2

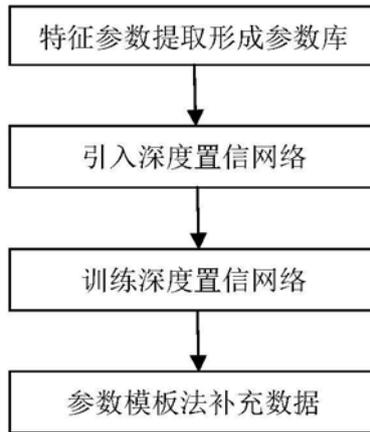


图3

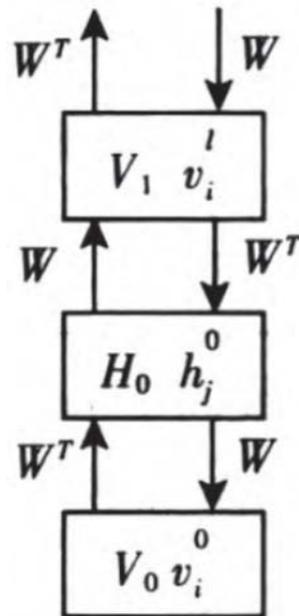


图4

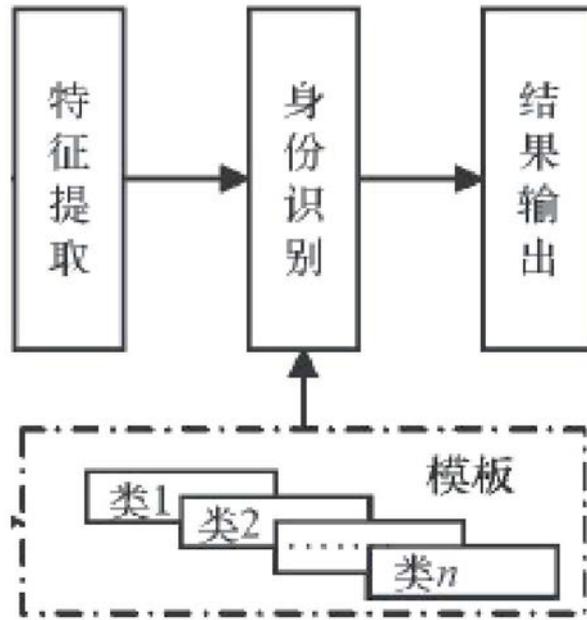


图5